

文章编号:1001-5078(2024)07-1069-07

· 激光应用技术 ·

# 激光点云特征与知识规则协同的车道线提取

刘德儿, 李雨晴

(江西理工大学 土木与测绘工程学院, 江西 赣州 341000)

**摘要:**实现车道线高效的检测提取是自动驾驶领域中亟待攻克的关键技术之一,众多基于视觉方案的检测算法由于图像数据的特点存在一定局限性,如天气光照影响成像质量、难以兼顾弯道直道等。本文结合三维激光点云优势与道路知识规则提出了一种车道线自动提取算法。首先,通过多次强化道路边界高程差异获取路面点;其次,简化 Isodata 算法,自适应地得到反射强度滤波阈值;然后采用随机一致性算法检测直线聚类得到候选车道,将候选车道映射成二维矢量并通过类间距约束提取正确车道线;最后,基于相邻关键特征点对的向量拓扑关系一致性实现车道线拓扑重构,得到对应现实世界中意义完整的车道线。算法在车道线达5~6条的情况下,召回率达92.46%,准确率达94.79%,综合评价指标达92.41%,实验结果证明了方法的有效性和可行性。

**关键词:**车道线提取;激光点云;高程标准差;向量代数;道路知识规则

**中图分类号:**TN958.98;TP274 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.07.010

## Lane line extraction based on laser point cloud features and knowledge rules

LIU De-er, LI Yu-qing

(School of Civil and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology,  
Ganzhou 341000, China)

**Abstract:**The efficient detection and extraction of lane lines is one of the key technologies that urgently need to be overcome in the field of autonomous driving. Many detection algorithms based on visual solutions have certain limitations due to the characteristics of image data, such as the impact of weather lighting on imaging quality and the difficulty of considering both curved and straight roads. This article proposes an algorithm for automatic extraction of lane lines by combining the advantages of 3D laser point cloud and road knowledge rules. Firstly, road surface points are obtained by enhancing the elevation differences of road boundaries multiple times. Secondly, the Isodata algorithm is simplified to adaptively obtain the threshold for intensity filtering. Then, the random sample consensus algorithm is used to detect straight line clusters and obtain candidate lanes. The candidate lanes are mapped into 2D vectors and correct lane lines are extracted through inter-class distance constraints. Finally, the vector topology consistency based on adjacent key feature point pairs is used to reconstruct the lane topology and obtain complete and meaningful lane lines in the real world. The algorithm achieves 92.46% recall, 94.79% accuracy, and 92.41% overall evaluation

**基金项目:**国家自然科学基金面上项目(No. 42271434);江西省自然科学基金面上项目(No. 20202BAB202025)资助。

**作者简介:**刘德儿(1976-),男,博士,教授,主要研究方向为空间数据组织与管理、计算机视觉、三维激光点云智能处理、深度学习。E-mail:landserver@163.com

**收稿日期:**2023-10-25; **修订日期:**2023-11-21

index with up to 5~6 lane lines. Experimental results prove effectiveness and feasibility of the method.

**Keywords:** lane line extraction; laser point cloud; elevation standard deviation; vector algebra; road knowledge rules

## 1 引言

随着人工智能与汽车产业深度融合,自动驾驶技术受到广泛关注。驾驶去人工化意味着辅助设备精细化:传统米级导航地图将由厘米级高精地图取代<sup>[1]</sup>。车道线——高精地图的重要组成部分,在交通网络中对车辆的有序流通起着引导和规范作用。作为自动驾驶领域的关键技术之一,车道线检测的性能对于自动驾驶车辆安全导航起着至关重要的作用<sup>[2]</sup>。

目前,车道线检测可基于图像数据或激光点云数据<sup>[3]</sup>,其中基于图像的检测算法可大致分为基于特征<sup>[4-8]</sup>、基于模型<sup>[9-10]</sup>和基于学习<sup>[11-13]</sup>三类。基于图像的提取算法,受图像采集时光照、天气等因素影响较大,同时在直道和弯道的处理上经常难以兼顾导致算法鲁棒性不强。相较于图像,点云数据反映真实空间坐标,制作切片后一定长度的弯道近似于直线,处理具有优势。杨必胜<sup>[14]</sup>等较早提出以点云为研究对象,利用反射强度和高度信息粗分割后投影生成特征图像,再通过阈值分割、hough变换等处理进行提取。Yao<sup>[15]</sup>等将路面点云反距离加权插值转化为栅格图像,采用基于积分的自适应阈值分割方法得到二值图像,再欧式聚类提取道路标线。李维刚<sup>[16]</sup>等将点云投影生成强度图像并分割成多个不同尺寸子块,再分别对子块动态阈值分割得到道路标线点云。特征图像应用广泛,但将点云转换为图像可能导致精度损失和不完整的特征提取。为避免点云数据的优势在转换环节被削弱,Ye<sup>[17]</sup>等获取路面后通过局部强度阈值和条件欧几里得聚类直接检测道路标线,可实现较高的准确性和鲁棒性。

基于点云的车道线提取研究大多在第一步将点云转化为图像,后续则以图的方式处理,关于如何面向离散的点群做处理以检测车道线相对缺乏探讨。针对上述问题,本文分析车道线特点,将聚类映射成矢量进行运算,并利用道路知识规则进行约束提高提取准确率。此外,在提取结果的基础上进一步探讨车道线段间拓扑关系的一致性,实现车道线拓扑重构。

## 2 车道线提取算法

### 2.1 路面点云提取

结构化道路两侧干扰点与平缓路面有较大的高程

差异,路沿石与路面存在高程差异,但在道路全局的高程起伏变化中并不凸显,如图1所示。因此,本文通过多次强化道路边界处微弱的高程差异,得到道路边界明确的特征图像,实现路面点云完整提取。

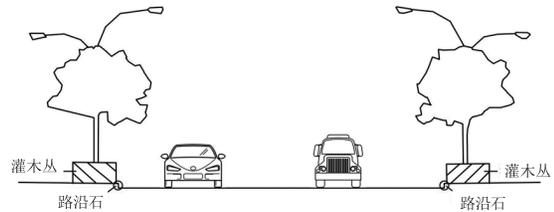


图1 道路横截面示意图

Fig. 1 Schematic diagram of road cross section

首先,对每个点  $P_k(X_k, Y_k, Z_k)$  根据  $X, Y$  值按式(1)划分到对应网格中:

$$\begin{cases} I = \text{INT}\left(\frac{Y_{\max} - Y_k}{R}\right) \\ J = \text{INT}\left(\frac{X_k - X_{\min}}{R}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $X_{\min}$  和  $Y_{\max}$  分别为道路点云在  $X$  轴的最小值和在  $Y$  轴的最大值;  $R$  为网格尺寸;  $X_k, Y_k$  为第  $k$  个点的  $X, Y$  坐标值;  $I, J$  表示第  $k$  个点属于第  $I$  行第  $J$  列容器。

其次,分别对每个容器计算内点的高程标准差。为放大路沿石所在格网与平坦路面所在格网在计算结果上的差异,修改标准差公式如式(2)所示,计算格网内所有点偏离高程最低值的量化结果:

$$S_{I,J} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (Z_k - Z_{\min})^2}{n}} \quad (2)$$

式中,  $Z_k$  为当前容器内第  $k$  个点高程值;  $Z_{\min}$  为网格内高程值最小值;  $n$  为容器内点云总数。  $S_{I,J}$  为第  $I$  行第  $J$  列容器所得的高程标准差,即高程差异特征值。

将上述特征值按式(3)转换成  $0 \sim 255$  区间的灰度值,生成高程特征图像:

$$G_{I,J} = \begin{cases} 255, (S_{I,J} > T_{el}) \\ S_{I,J}/T_{el} \times 255, (S_{I,J} \leq T_{el}) \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $G_{I,J}$  为  $(I, J)$  转换后的灰度值。  $T_{el}$  为将高程标准差归一化的最大值。若  $T_{el}$  取全局数据中最大  $S_{I,J}$  值,则路面和路沿石的高程区别将被极大的削弱,转化后的图像灰度值将会非常接近难以区分。因此  $T_{el}$  应接近路沿石总体高程标准差,本文通过多次实

验统计不同路段高程标准差数值的分布情况发现其值总体低于0.2,因此 $T_{el}$ 取0.2。

最后,利用漫水填充算法分割得到最大的路面联通区域,反投影后得到路面点云。

## 2.2 车道线点云提取

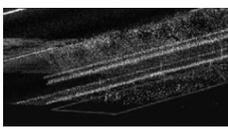
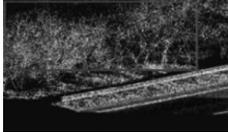
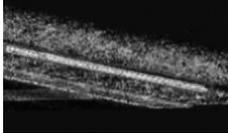
### 2.2.1 基于反射强度的候选车道提取

反射强度是物体表面某点的激光雷达脉冲回波强度,激光雷达扫描道路时接收到的各类地物反射强度并不一致,强度值主要由激光波长、入射角、地物材质及表面明暗决定。其中,自然地物表面(如植被)对激光的反射能力强于人工地物(如沥青、混凝土),黑色表面对激光信号则有较明显的吸收效应。车道线等道路标识都是由高度反射材料涂刷而成,反射强度明显高于沥青路面。

本文将实验数据场景中的地物分为主要五类:沥青路面、车道线、栏杆、草丛、树木,建立地物反射强度范围值参考(表1所示)以及地物反射强度曲线图(图1)。

表1 地物反射强度范围值

Tab.1 The range of objects intensity

地物名称	图例	实测反射强度
沥青路面		0 ~ 31884
道路标线		20670 ~ 45547
草丛		0 ~ 49971
树木		0 ~ 47874
栏杆		1088 ~ 65535

如图2所示,沥青路面点云最多且反射强度整体偏低,车道线点云反射强度整体偏高。两者的强度区间重叠度低,有较高的区分度。针对上述特点,本文简化 Isodata 算法自适应求取反射强度的二分

阈值,利用该阈值进行直通滤波。算法执行流程如下所示:

输入点云{cloud}

1. 获取点云{cloud}的反射强度属性值存入容器,并升序排序;
2. 选取位于 size/2 处的值作为反射强度初始阈值 $T$ ;
3. 使用阈值 $T$ 将反射强度值划分为两个部分: $C_1$  和  $C_2$ ;
4. 分别求取  $C_1$ 、 $C_2$  两个部分的反射强度均值  $avg_1$  和  $avg_2$ ;
5. 新的反射强度阈值: $T_1 = (avg_1 + avg_2)/2$ ;
6. 重复3、4、5直到前一个阈值 $T$ 和当前 $T$ 值相同

输出: $T$

由于沥青路面占道路比重大,导致 $T$ 偏低,滤波阈值需由 $T$ 乘上系数 $\mu$ 得到。 $\mu$ 的具体值将在第3节给出讨论。

经背景滤波后,车道线轮廓已突显,采用随机采样一致性算法(Random Sample Consensus, Ransac)对车道线进行拟合,迭代执行,依次搜索出候选车道线。

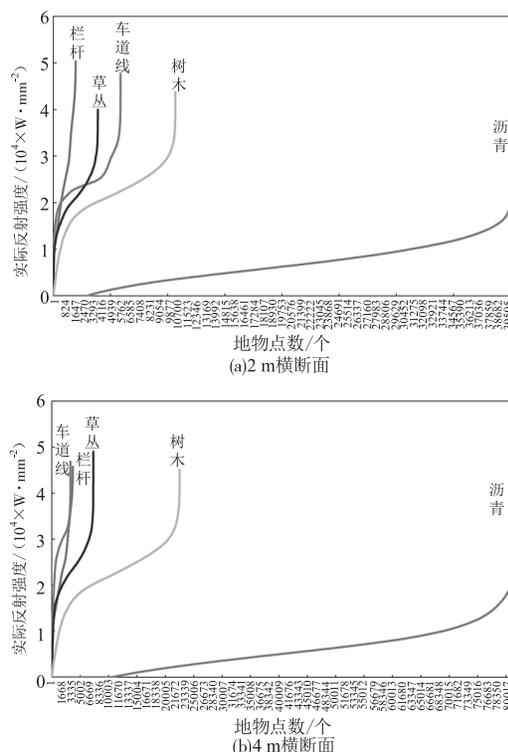


图2 地物反射强度曲线

Fig.2 The intensity curve of objects

### 2.2.2 矢量映射及约束

道路知识规则对车道线划定起着规范作用,线条的形状、虚实、颜色及间距等都有明确的规定和含义。其中车道线间距稳定且易用数值表达,因此本文以此作为约束条件来筛选正确车道线。由于候选车道线段内部点与点之间是离散状态,难以进行车

道间距的有效判断,首先使用统一的规则将这些聚类映射成二维矢量。

Ransac 算法拟合得到的三维直线模型参数:  $\text{coef}[0]$ 、 $\text{coef}[1]$ 、 $\text{coef}[2]$  表示直线上一点 P 的  $x$ 、 $y$ 、 $z$  坐标,  $\text{coef}[3]$ 、 $\text{coef}[4]$ 、 $\text{coef}[5]$  表示直线的单位方向向量在各个轴的分量  $x$ 、 $y$ 、 $z$ 。利用模型参数映射得到代表当前车道线段聚类的矢量,映射规则如下:

$$\begin{cases} \text{head}(\text{coef}[0], \text{coef}[1]) \\ \text{tail}(\text{coef}[0] + \text{coef}[3], \text{coef}[1] + \text{coef}[4]), \text{coef}[3] > 0 \\ \text{tail}(\text{coef}[0] - \text{coef}[3], \text{coef}[1] - \text{coef}[4]), \text{coef}[3] < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中,  $\text{head}$  为矢量起点,由点 P 的  $x$ 、 $y$  坐标构成。 $\text{tail}$  为矢量终点,由起点  $\text{head}$  的  $x$ 、 $y$  坐标分别加上方向向量在  $x$ 、 $y$  轴的分量构成,为确保矢量朝向一致,需根据  $\text{coef}[3]$  的正负来确定矢量终点。最终首尾点构成矢量  $\vec{V}(X_{\text{tail}} - X_{\text{head}}, Y_{\text{tail}} - Y_{\text{head}})$ 。图3为映射规则示意图。

结构化车道两两之间间距稳定的前提是顺序既定,而聚类结果通常是乱序,因此需对各聚类进行方位排序。

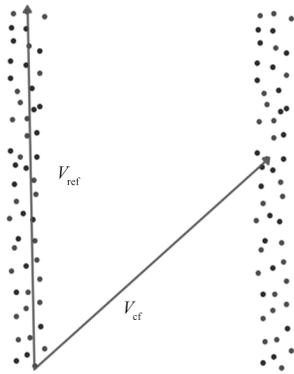


图3 映射规则示意图

Fig. 3 Mapping rule

为使排序方法能在道路数据各种可能的情况下适用,本文使用平面向量叉乘运算结果的正负判断左右方位,如图4所示。两向量叉乘结果符合右手螺旋法则,叉乘结果大于零,位于左侧,叉乘结果小于零,位于右侧。参考矢量  $\vec{V}_{\text{ref}}$  即为  $\vec{V}$ , 比较矢量  $\vec{V}_{\text{cf}}$  构成规则如下:

$$\begin{cases} \text{start}(\text{coef}[0]_{\text{ref}}, \text{coef}[0]_{\text{ref}}) \\ \text{end}(\text{coef}[0]_{\text{cf}}, \text{coef}[1]_{\text{cf}}) \end{cases} \quad (5)$$

如式(5)中所示,比较矢量起点由参考小类直线上一点的  $x$ 、 $y$  坐标得到,终点由比较小类直线上一点

的  $x$ 、 $y$  坐标得到, 两点构成比较矢量  $\vec{V}_{\text{cf}}(X_{\text{end}} - X_{\text{start}}, Y_{\text{end}} - Y_{\text{start}})$ 。将所有聚类两两之间按照此规则映射,进行叉乘计算,将候选车道线有序化。

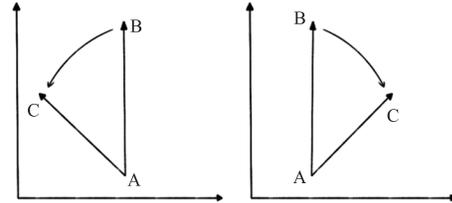


图4 平面向量位置关系

Fig. 4 Planar vector position relation

最后根据间距规范做出约束筛选正确车道线,流程如下:

```

For i = 0 to 聚类个数 N do
    If 聚类 i 与 i+1 间距符合约束条件 then
        保存 i 与 i+1 聚类;
    else if 聚类 i 与 i+2 间距符合约束条件 then
        保存 i 与 i+2 聚类;
    i + +;
    
```

因车道线之间近乎平行,各聚类的映射矢量间的垂距即可近似表示车道间距  $D$ 。计算方法如下:

$$D = \frac{|\vec{V} \times \vec{V}_{\text{cf}}|}{|\vec{V}|} \quad (6)$$

### 2.3 车道线拓扑重建

相当一部分基于图像数据的检测方法,检测到车道线后仅对视图进行输出,忽略了与世界的对应。存在透视压缩的图像如何在检测到正确的车道线后,让每一帧结果在统一的世界坐标系下连接起来,进一步生成可辅助驾驶的连贯车道线,目前一些研究并没有提及。激光点云相对图像在这一环节优势明显,每一个点的坐标不会因为视觉的远近而产生压缩导致形变,数据分块也不会打断坐标系的一致性。

人为判断虚线式车道线段是否同属于一条完整车道线的一般方法是结合其方位顺序以及两前后相邻车道线片段首尾两端的连贯性。抽象为两条车道线的位置关系即:当前车道线段是否在上一条车道线段的延长线上。因为一条车道线段默认为一个整体,还可以简化为:当前车道线上的某一点 P 是否在上一条车道线的延长线上,即判断点是否在直线上(如图5)。判断点是否在线上的数学方法一般为判断点坐标是否满足直线方程,此处若分别计算直线方程进行判断计算量将增大。本文利用车道线段首点 S 尾点

E 两关键点构成矢量  $\vec{SE}(X_S - X_E, Y_S - Y_E)$ , 当前车道线上某一点 P 选定为首点  $S_p$ 。计算  $S_p$  与矢量  $\vec{SE}$  之间的垂距, 即可快速判断  $S_p$  是否在线上, 两车道线片段是否同属于一条车道线。垂距计算方法同式(6)。

图 6 中介绍了几种前后车道线可能出现的情况。根据相关道路标准规范: 间断线长度为 4/6 m 时, 纵向间距允许误差为  $\pm 20/\pm 30$  mm; 当原始数据中没有出现路面大块缺失的情况下, 无论是车道分段线、连续车道线或是转弯的情况下, 同属于一条线的前后相邻两车道线关键点对映射矢量间垂距  $d$  都是一个较小值。

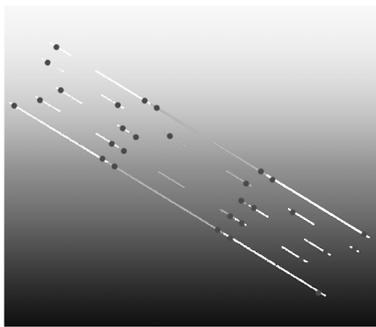


图 5 车道线关键点对

Fig. 5 Lane key points

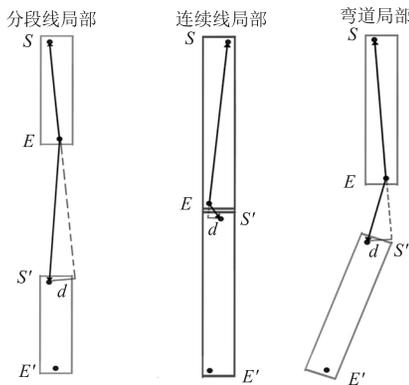


图 6 几种可能情况

Fig. 6 Several possible scenarios

### 3 实验结果与分析

为测试上述方法的提取效果, 选取北京 4 环路的城区快速路一段激光点云数据进行实验, 实验道路总长约 1.7 km, 分为 76 段。算法基于 Visual Studio 2017 开发, 运行环境为: 操作系统 Windows 10, CPU Intel(R) i7, 主频 2.3 GHz, 内存 16 GB。

#### 3.1 标线提取与重建

根据本文提出的路面点云提取流程, 设置网格尺寸为 0.1 m, 漫水填充算法的填充边界判断规则为: 待填充像素点与当前像素点灰度值差值在  $\pm 20$ 。最终效果如图 7(b) 所示, 路面分离情况良好。

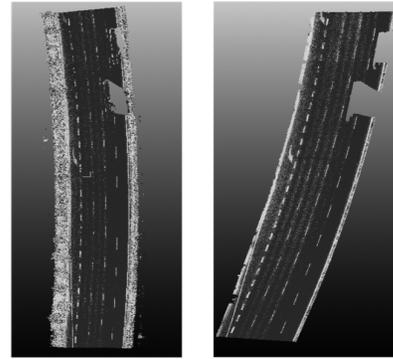


图 7 路面点云提取效果

Fig. 7 Extracted road points

经多组实验对比发现,  $T$  值总体呈现两种趋势: 一、路面中仅含车道线标识和小面积其他标识(如箭头、文字等)时  $T$  值偏低, 低于 10000; 二、路面中含有车道线和大面积的其他标识时  $T$  值将大幅升高, 超过 10000。由于两种情况  $T$  值波动较大, 系数  $\mu$  分为两种情况讨论。

本文针对情况一在 1.0~4.0 区间, 针对情况二在 1.0~3.0 区间使用召回率  $r$ , 准确率  $p$  和综合评价指标  $F$  进行评估, 结果如图 8 所示。图 8(a) 中三项指标升降趋势各不相同, 但在  $\mu = 2.5$  处达到较为平衡的状态。图 8(b) 中,  $\mu = 1.5$  处准确率和综合评价指标基本达到最高点, 且召回率不低。因此分别选择 2.5 和 1.5 作为系数。

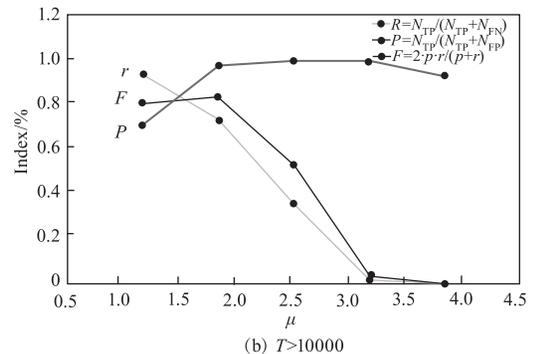
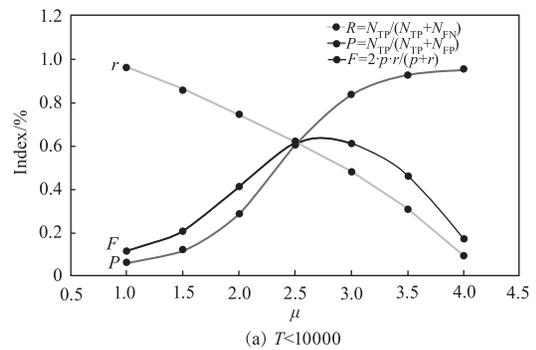


图 8 不同系数下标线提取指标

Fig. 8 Extraction effect diagram of road marking under different coefficient

滤除沥青点后,使用 Ransac 算法搜索候选车道线,预设阈值定为车道线宽度为 0.15 m,结果如图 9 所示。所有呈直线型分布的点都被检测到,这些聚类都被视作候选车道。

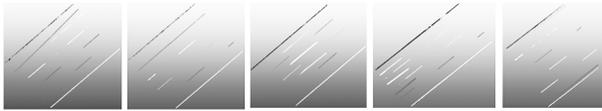
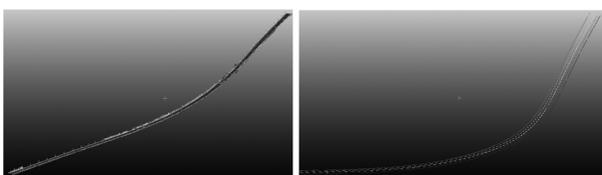


图9 Ransac 聚类效果

Fig. 9 Effect of RANSAC clustering

根据《中国城市道路交通标志布局规范》,城市道路车道宽度一般采用 3.5 ~ 3.75 m。由于计算得到的垂距近似接近车道线真实间距,将间距约束范围进行更改,类间距约束确定为 3.4 ~ 4.1 m 或 7 ~ 8 m。经分析:箭头类标线一般在车道正中间,其距离最近的车道线应为 1.75 ~ 1.88 m,距离次最近的车道线应为 5.25 ~ 5.64 m,均不在本文预设的区间范围内。考虑到中间某条车道线完全缺失的情况,类间约束同时包括 7 ~ 8 m 区间,以此提高在道路情况较差时车道线正确检测的准确性。

对经筛选后得到的正确车道线进行完整车道线的重建,结果如图 10 所示。合并时为防止将道路中间的箭头标线错误的纳入进来,约束值需小于箭头标线到车道线的最小距离 (1.75 ~ 1.88 m)。考虑到原始数据中车道线出现连续中断的极端情况,本文以 1 m 为偏差约束条件进行匹配,得到最终完整的长车道线。



(a) 实验路段原始点云 (b) 车道线提取与重建结果

图10 车道线重建结果

Fig. 10 Result of lane reconstruction

### 3.2 精度评价

为定量评价算法的车道线提取效果,本文在 CloudCompare 软件中人工标注了车道线点云作为参考依据,选用以下三个评价指标:召回率  $r$ ,准确率  $p$ ,综合评价指标  $F$  来评价算法的性能,计算公式如下:

$$r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (7)$$

$$p = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (8)$$

$$F = 2 \times \frac{r \times p}{r + p} \quad (9)$$

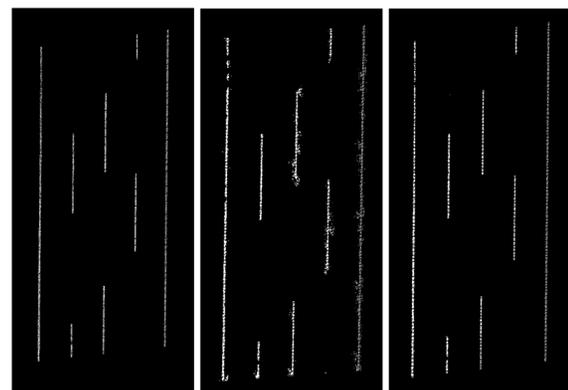
式中,  $N_{TP}$  表示被正确提取的车道线格网数;  $N_{FP}$  表示被错误提取的车道线格网数;  $N_{FN}$  表示被漏提取的车道线格网数。本文算法处理过程中降低了点云密度,因此将点云转成格网尺寸较小的图像,统计格网数。最终定量结果如表 2 所示。

本文方法的三个评价指标分别达到了 92.46 %、94.79 % 和 92.41 %,在  $r$ 、 $p$ 、 $F$  上都有一定的提高,证明了本文算法的有效性。文献 [16] 将点云投影生成强度特征图像,使用一种新的动态阈值分割算法。提取的车道线较完整,但在实验点云反射强度不均一的情况下出现了一些噪声点,其中某路段提取结果如图 11 所示。

表2 不同方法定量评价结果

Tab. 2 Quantitative evaluation results by different methods

Method	$r/\%$	$p/\%$	$F/\%$
文献[16]	92.08	86.30	89.10
本文算法	92.46	94.79	92.41



(a) 手工标注 (b) 文献[16]的方法 (c) 本文方法

图11 实验路段片段提取结果

Fig. 11 Extraction results of experimental road segments

## 4 结束语

本文提出了一种直接从点云数据中自动提取车道线的算法,利用点云特征并以道路知识规则进行约束,取得了不错的效果。此外,本文还进一步讨论并实现车道线拓扑重构,得到和现实世界对应的连贯车道线。最终车道线检测结果召回率达 92.46 %,准确率达到 94.79 %,综合评价指标达 92.41 %,表明算法在车道线达 5 ~ 6 条,包含直道、弯道的情况下可以有效检测,具有一定的实用价值。算法不足之处在于当道路处在分裂、合并端口处,由于车道线间距渐变而导致部分漏检。后续将针对上述问题做进一步完善。

## 参考文献:

- [1] Zhang Pan, Liu Jingnan. A generalized data model of high definition maps [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(11): 1432 – 1446. (in Chinese)  
张攀, 刘经南. 通用化高精地图数据模型[J]. *测绘学报*, 2021, 50(11): 1432 – 1446.
- [2] Lü Zhaofeng, Li Zhengrong. Unmanned driving, map first—an inventory of 19 high-precision map manufacturers in China [J]. *Intelligent Connected Vehicles*, 2019(4): 22 – 28. (in Chinese)  
吕钊凤, 李峥嵘. 无人驾驶, 地图先行——盘点中国 19 家高精度地图厂商[J]. *智能网联汽车*, 2019(4): 22 – 28.
- [3] Wu Yiquan, Liu Li. Research and development of the vision-based lane detection methods [J]. *Intelligent Connected Vehicles*, 2019, 40(12): 92 – 109. (in Chinese)  
吴一全, 刘莉. 基于视觉的车道线检测方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(12): 92 – 109.
- [4] Niu J, Lu J, Xu M, et al. Robust lane detection using two-stage feature extraction with curve fitting [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 59: 225 – 233.
- [5] Lu P, Xu S, Peng H. Graph-embedded lane detection [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2021, 30: 2977 – 2988.
- [6] Chen Wuwei, Jiang Yuting, Tan Dongkui. A fast lane marking algorithm based on edge point projection [J]. *Automotive Engineering*, 2017, 39(3): 357 – 363. (in Chinese)  
陈无畏, 蒋玉亭, 谈东奎. 一种基于边缘点投影的车道线快速识别算法[J]. *汽车工程*, 2017, 39(3): 357 – 363.
- [7] Zhang Xiang, Tang Xiaolin, Huang Yanjun. Intelligent detection of lane based on road structure characteristics [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(1): 123 – 134. (in Chinese)  
张翔, 唐小林, 黄岩军. 道路结构特征下的车道线智能检测[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(1): 123 – 134.
- [8] Lü Kejing, Yan Hong. A high definition map lane line detection and extraction method based on UAV images [J]. *Journal of Chongqing University*, 2022, 45(8): 141 – 150. (in Chinese)  
吕可晶, 严虹. 一种基于无人机影像的高精地图车道线检测与提取方法[J]. *重庆大学学报*, 2022, 45(8): 141 – 150.
- [9] Yuan Xin, Jiang Shicong. High-resolution fusion lane detection algorithm based on model ensemble [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2022, 34(9): 1402 – 1410. (in Chinese)  
袁鑫, 江聪世. 基于模型集成的高分辨率融合车道线检测算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2022, 34(9): 1402 – 1410.
- [10] Mu Kenan, Wang Huifeng, Zhao Xiangmu. Lane detection based on non-uniform B-spline curve fitting constrained by imaging model [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2022, 39(9): 132 – 139. (in Chinese)  
穆柯楠, 王会峰, 赵祥模. 成像模型约束非均匀 B 样条曲线拟合车道线检测 [J]. *公路交通科技*, 2022, 39(9): 132 – 139.
- [11] Cui Wenliang, Wang Yujing, Kang Shouqiang, et al. Road lane line detection method based on improved YOLOv3 algorithm [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(6): 1560 – 1568. (in Chinese)  
崔文靓, 王玉静, 康守强, 等. 基于改进 YOLOv3 算法的公路车道线检测方法 [J]. *自动化学报*, 2022, 48(6): 1560 – 1568.
- [12] Du Zhongqiang, Tang Linbo, Han Yuqi. Lane line detection method for embedded platform [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(7): 483 – 490. (in Chinese)  
杜中强, 唐林波, 韩煜祺. 面向嵌入式平台的车道线检测方法 [J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(7): 483 – 490.
- [13] Tian Y, Gelernter J, Wang X, et al. Lane marking detection via deep convolutional neural network [J]. *Neurocomputing*, 2018, 280: 46 – 55.
- [14] Yang Bisheng, Fang Lina. Extraction of road marking from vehicle laser scanning point cloud [C] // The First National Advanced Academic Symposium on LiDAR Earth Observation. 2010. (in Chinese)  
杨必胜, 方莉娜. 车载激光扫描点云中道路标识线提取 [C] // 第一届全国激光雷达对地观测高级学术研讨会, 北京, 2010.
- [15] Yao L B, Qin C C, Chen Q C, et al. Automatic road marking extraction and vectorization from vehicle-borne laser scanning data [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(13): 2612.
- [16] Li Weigang, Fan Xiang, Mei Yang, et al. Road marking extraction method based on vehicle laser point cloud [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(7): 149 – 160. (in Chinese)  
李维刚, 樊响, 梅洋, 等. 基于车载激光点云的道路标识线提取方法 [J]. *中国激光*, 2022, 49(7): 149 – 160.
- [17] C Y, H Z, L M, et al. Robust lane extraction from MLS point clouds towards HD maps especially in curve road [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(2): 1505 – 1518.